

다중웨이브렛 기저함수를 이용한 심전도 압축구조설계

김태형* · 권창영* · 윤동한**

ECG Compression Structure Design Using of Multiple Wavelet Basis Functions

Tae-hyung Kim · Chang-Young Kwon* · Dong-Han Yoon

요약

많은 임상적 상태에서 ECG신호는 진단을 목적으로 기록된다. 또한 정확한 임상해석을 위해 데이터는 높은 해상도와 샘플링율이 필요하다. 따라서 본 논문에서는 다중웨이브렛 기저함수를 이용한 심전도 압축구조를 설계하여 기존의 단일 웨이브렛 기저함수와 이산 코사인 변환과 비교 분석하였다. 실험의 객관성을 위해 MIT-BIH 데이터 베이스중에서 분해도가 11[bit]이고 샘플링 주파수가 360[Hz]인 부정맥 데이터를 이용하여 모의 실험하였다. 성능평가는 재생오차에 대한 압축율로 평가하였다. 결과적으로 다중웨이브렛 기저함수를 이용한 심전도 압축구조에서 DCT보다 2배 이상의 좋은 성능평가 결과를 보였다.

ABSTRACT

ECG signals are recorded for diagnostic purposes in many clinical situations. Also, In order to permit good clinical interpretation, data is needed at high resolutions and sampling rates. Therefore In this paper, we designed to compression structure using multiple wavelet basis function(MWBF) and compared to single wavelet basis function(SWBF) and discrete cosine transform(DCT). For experience objectivity, Simulation was performed using the arrhythmia data with sampling frequency 360Hz, resolution 11bit at MIT-BIH database. An estimate of performance estimate evaluate the reconstruction error. Consequently compression structure using MWBF has high performance result

키워드

Multiple Wavelet Basis Function(MWBF), Discrete Cosine Transform(DCT), Compression Rate(CR),

I. 서 론

실제적으로 웨이브렛을 해석하는데 있어서는 스케일을 변화시켰을 때의 효과를 해상도의 개념을 이용하면 잘 설명될 수 있다. 이를 위해서는 스케일링 함수 $\phi(t)$ 와 웨이브렛 함수 $\psi(t)$ 를 도입하여야 한다. 결론적으로 먼저 말하면, 이산신호 웨이브렛 변환을 구현할 경우 스케일 함수는 저역통과필터에 해당되고, 웨이브렛 함수는 고역통과필터에 대응된다. 스케일 함수를 해상도의 개념을 이용해서 정의하고 나면 웨이브렛 함수는 이로부터 도출할 수 있다[1].

다중 해상도 해석(Multiresolution analysis :MRA)은 신호를 더욱 더 자세한 성분들로 분해하고 신호를 “시간-주파수” 혹은 “시간-스케일”로 묘사하는데 이용한다. 연속하는 레벨(level)에서 MRA와 관계되는 쌍 스케일(twin-scale)의 관계를 기본 재귀방정식이라고 부르며 다음과 같이 주어진다[2].

$$\phi(x) = \sqrt{2} \sum_{k \in Z} h_k \phi(2x - k) \quad (1)$$

여기서 h_k 는 제곱 합 가능한 수열, 즉 다음과 같이 스케일 함수의 두 레벨의 내적으로부터 얻어지

*금오공과대학교 전자공학부 대학원생

접수일자 : 2005. 2. 28

**금오공과대학교 전자공학부 교수

는 수열이다.

$$h_k = \langle \phi_{j+1,0}, \phi_{j,k} \rangle \quad (2)$$

수열 $\{h_k\}$ 는 스케일 함수 필터 계수로 저역통과, FIR필터이다. 이 필터는 $\sum h_k = 1$ 의 특성을 가지고, $\sqrt{\sum h_k^2} = 1/\sqrt{2}$ 로 정규화 된다.

쌍-스케일 관계와 MRA 특성을 이용하여, 주어진 j 레벨에서 어떠한 레벨 $j+1$ 의 스케일 함수를 계산하기 위한 일반적인 방정식은 다음과 같이 주어진다.

$$\phi_{j+1,0}(x) = \sum_{k \in Z} h_k \phi_{j,k}(x) \quad (3)$$

여기서, $\phi_{j,k}(x)$ 는 천이 k 를 가지는 레벨 j 에서의 스케일 함수이고, $\phi_{j+1,0}$ 는 다음 낮은 레벨의 스케일 함수이다. 스케일 함수로부터 웨이브렛 함수 ψ 는 다음과 같이 계산되어진다.

$$\psi(x) = \sqrt{2} \sum_{k \in Z} g_k \phi(2x - k) \quad (4)$$

여기서 g_k 는 다음과 같이 정의된 웨이브렛 필터 계수를 표현한 것이다.

$$g_k = (-1)^k h_{1-k} \quad (5)$$

웨이브렛 함수는 스케일 필터의 부호가 변하고 역의 형태로 스케일 함수의 콘벌루션(convolution)에 의해 얻어진다. 식 (4)에 의해 계산되어진 웨이브렛은 스케일 함수에 대해 직교(orthogonal)한다. 어떤 레벨 j 에서 웨이브렛 함수를 계산하기 위한 일반적인 방정식은 다음과 같다.

$$\psi_{j+1,0}(x) = \sum_{k \in Z} g_k \phi_{j,k}(x) \quad (6)$$

따라서 웨이브렛 변환은 STFT와 유사하게 입력 신호 $f(x)$ 와 웨이브렛 패밀리 $\psi_{j,k}(x)$ 와의 내적을 취함으로서 웨이브렛 계수를 계산하는 것이다. 연속시간에서 이산 웨이브렛 변환(DWT)은 다음과 같이 주어진다.

$$D_{j,k} = \langle f, \phi_{j,k} \rangle \\ = 2^{-j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \phi(2^{-j}x - k) dx \quad (7)$$

여기서 $D_{j,k}$ 는 웨이브렛 계수로 세부(detail)계수라고도 부른다. 유사한 방법으로 입력신호 $f(x)$ 와 확장된 패밀리 j , 천이 k 의 스케일 함수 $\phi(t)$ 와의 내적을 근사계수(approximation)라 하며 다음과 같이 주어진다.

$$A_{j,k} = \langle f, \phi_{j,k} \rangle \\ = 2^{-j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \phi(2^{-j}x - k) dx \quad (8)$$

식 (7)과 (8)은 웨이브렛을 이용한 완전한 신호의 분해(analysis)를 위한 절차로 정의된다. 이들 방정식의 알고리즘이 수행되고 정확한 결과를 제공하지만 계산상의 많은 시간이 소요되는 등 효율적이지 못하다. 더욱 효율적인 알고리즘은 스케일 필터 $\{h_k\}$ 와 웨이브렛 필터 $\{g_k\}$ 각각을 입력신호와의 콘벌루션을 통하여 $A_{j,k}$ 와 $D_{j,k}$ 계수를 계산하는 것이다. 이와 같은 재귀적 분해 알고리즘을 캐스케이드(cascade) 혹은 피라미드(pyramid) 알고리즘으로 언급된다. 이것은 고속 웨이브렛 변환 알고리즘에 대한 척결로 알려져 있다. 식 (8)의 관계와 확장 방정식 (3)을 사용하여, $A_{j,k}$ 계수를 계산하기 위한 효율적인 분해 알고리즘은 다음과 같이 얻어진다.

$$A_{j+1,k} = \sum_n h_{n-2k} A_{j,n} \quad (9)$$

여기서 j 는 레벨(level or scale), k 는 천이 지수이다. 즉, 낮은 레벨 근사계수($A_{j+1,k}$)라고 부르는 이 방정식은 높은 레벨 A_j 에서 재귀적으로 주어진 근사계수로 계산되어진다.

유사하게, 계수 $D_{j,k}$ 계산을 위한 쌍-스케일 관계는 다음과 같은 분해공식을 만드는 식(6)의 관계를 이용하여 얻어진다.

$$D_{j+1,k} = \sum_n g_{n-2k} A_{j,n} \quad (10)$$

마찬가지로 낮은 레벨 상세계수($D_{j+1,k}$)는 높은 레벨 근사계수(A_j)로부터 계산된다. 이 분해는 재귀적으로 한번 높은 레벨 근사계수를 계산함으로 낮은 레벨 상세계수와 근사계수를 얻는 수단으로 제공된다. 입력신호로 제일 상위레벨(finest grain) 근사계수(A_0)로 주어진다.

II. 본 론

1. 심전도 데이터 압축기 구조

본 논문에서는 원신호와 복원신호의 재생오차를 최대한 줄이기 위하여 다중 웨이브렛 기저함수를 이용한 이산 웨이브렛 변환을 통하여 심전도(ECG) 데이터 압축 알고리즘을 설계하였다.

그림 1에 나타낸 심전도 데이터 압축 구조는 먼저 심전도 데이터를 N개의 샘플을 갖는 세그먼트로 나누어진 뒤 분해 QMF에 적용하였다. 다음 각 세그먼트는 Daubechies D4, D6, D8 기저에 의해서 각각 웨이브렛 영역으로 분해한 후, 웨이브렛 영역으로 변환한다. 최적의 기저(basis)를 찾기 위해서 각 기저의 마지막 단계에서 만들어진 웨이브렛 계수의 에너지를 계산하고, 각각의 기저 중에서 계산된 에너지가 원신호에 가장 가까운 에너지를 갖는 것을 최적 기저로 선택한다[3]. 심전도 데이터를 압축을 위해, 먼저 웨이브렛 변환 영역에서 심전도 데이터의 에너지가 밀집한 저주파 대역의 웨이브렛 계수들을 선택하고 특정 고주파 대역의 중요하지 않은 웨이브렛 계수들은 영(zero)으로 만든 후, 각 분해 단계에서 설정한 기준값(Threshold)을 조정하여 변환 영역에서 손실 압축을 한다. 보다 효과적으로 압축하기 위해서 무손실 압축인 엔트로피 앤코드를 이용했으며 RLC(Run Length Coder)와 LZW를 사용하였다[4]~[6]. 압축된 심전도 데이터는 응용분야에 따라 데이터를 저장 혹은 송신 가능하도록 설계하였다.

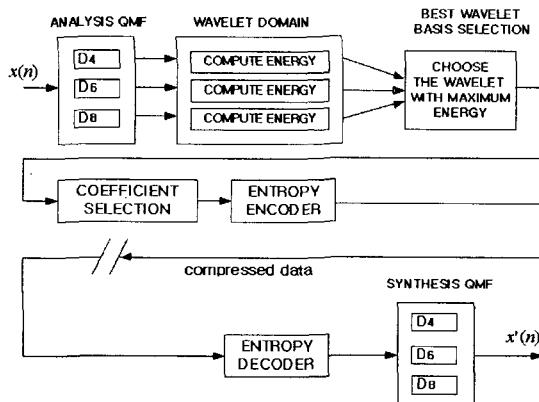


그림 1. 심전도 데이터 압축 구조
Fig 1. Compress Structure of ECG Data.

2. 다중 웨이브렛 기저함수를 적용한 웨이브렛 변환

심전도와 같은 신호들은 측정하는 리드(Lead)에

따라 신호가 다르게 나타난다. 따라서 단일 웨이브렛 기저함수가 모든 리드에서 측정되는 심전도에 대한 최적의 기저가 없으며, 고정 압축율을 사용한다면 복원 후 재생오차가 많이 생겨 임상적으로 중요한 심전도 특성을 잃어버릴 수도 있다.

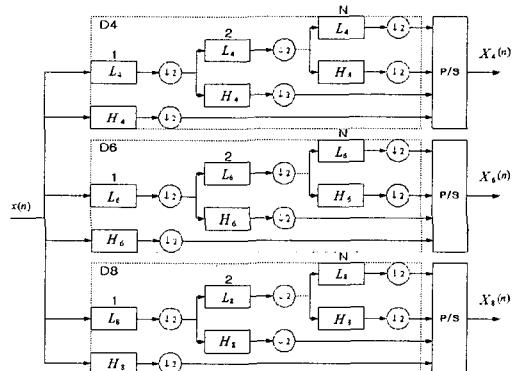


그림 2. 웨이브렛 기저함수를 적용한 분해 QMF
Fig 2. Analysis QMF using wavelet basis function.

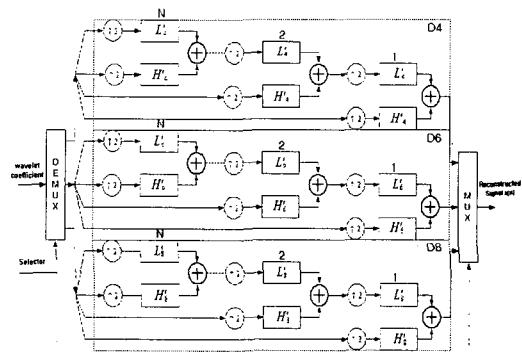


그림 3. 웨이브렛 기저함수를 적용한 합성 QMF
Fig 3. Synthesis QMF using wavelet basis function.

따라서, 본 논문에서는 그림 2와 그림 3에서와 같이 다중 웨이브렛 기저함수를 갖는 이산 웨이브렛 변환구조로 설계하였다. 사용된 웨이브렛은 심전도 과형과 가장 유사한 특징을 보이는 Daubechies 웨이브렛을 사용하였다. Daubechies 웨이브렛 기저들 중에서도 좋은 균사치와 높은 압축율을 얻을 수 있는 D4, D6, D8을 사용하였다.

3. 최적 웨이브렛 기저 선택

앞장에서 설명한 것과 같이 심전도 데이터를 다중 웨이브렛 기저함수에 의해서 웨이브렛 영역으

로 변환했다면 그 세그먼트의 최적 기저를 나타내는 기저를 선택해야 한다. 정규직교 기저를 사용하는 모든 변환 방법들은 에너지 보존의 법칙에 따라 변환영역에서 에너지는 원신호의 에너지와 같다. 그러므로 정규직교 기저를 갖는 웨이브렛 변환도 웨이브렛 영역에서 원신호의 에너지를 그대로 보존한다. 즉, 원형 웨이브렛의 에너지는 식 (11)과 같이 단위 에너지를 갖는다.

$$\int |\psi_d(x)|^2 dx = 1 \quad (11)$$

여기서, d 는 4, 6, 8로 각각의 D4, D6, D8의 원형기저 웨이브렛이다. 입력신호의 각각 n 개의 샘플을 갖는 세그먼트 $x(n)$ 이 웨이브렛 영역으로 변환되고 웨이브렛 계수벡터 X_4, X_6, X_8 를 출력할 때 원형 웨이브렛 기저가 단위 에너지를 갖기 때문에 식(12)과 같이 입력신호의 에너지와 각 기저의 웨이브렛 계수의 에너지는 같다.

$$E_s = \sum_{i=0}^{n-1} x(i)_d^2 \quad (12)$$

여기서, E_s 는 입력 세그먼트의 에너지, $x(i)_d$ 는 입력신호의 샘플 및 4, 6, 8의 웨이브렛 계수벡터이다. 따라서 시간영역에서 웨이브렛 에너지를 정규화 할 필요 없이 최적 기저를 선택하기 위해서 마지막 분해 단계에서 저주파 대역 계수들의 에너지를 구하여 원신호의 에너지와 가장 가까운 기저를 최적 기저로 선택하였다.

III. 실험 및 결과

II장에서 논의한 다중 웨이브렛 기저함수를 적용한 웨이브렛 변환 압축기의 압축 성능을 모의실험으로 확인하였다. 모의실험의 객관성을 유지하기 위해, MIT-BIH 데이터베이스중에서 분해도가 11[bit]이고 샘플링 주파수가 360[Hz]인 부정맥(arrythmia) 데이터를 사용하였다[7]. 또한 압축기의 성능을 비교하기 위해서 기존 단일 웨이브렛 변환 압축기와 이산 코사인 변환 압축기에 대한 12.5[%], 10[%], 7.5[%] 웨곡율에서의 압축율을 비교하였다. MIT-BIH 데이터베이스는 세계 여러 연구자들에 널리 사용되는 표준 데이터베이스로 본 논문에서는 MIT-BIH 데이터베이스 중에서 부정맥 데이터의 100과 200시리즈를 사용하였다. 다음 그림4는 사용된 데이터 및 주파수특성을 각각 보여

주고 있다.

압축 성능의 평가는 재생오차에 대한 압축율로 평가하였다. 압축율은 식 (13)과 같이 압축된 신호의 전체 비트수에 대한 원신호의 전체 비트수로 한다.

$$CR = \frac{\text{Total Original Data}}{\text{Total Compressed Data}} \quad (13)$$

압축성능에 따른 재생오차는 식(14)으로 주어지는 퍼센트 실효치 차이(Percent RMS Difference: PRD)를 사용하였다.

$$PRD = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n [x(i) - r(i)]^2}}{\sum_{i=1}^n x(i)^2} \times 100[\%] \quad (14)$$

여기서, $x(i)$ 와 $r(i)$ 는 원신호와 복원신호를 나타내고 n 은 오차를 구하고자 하는 세그먼트의 샘플수를 나타낸다.

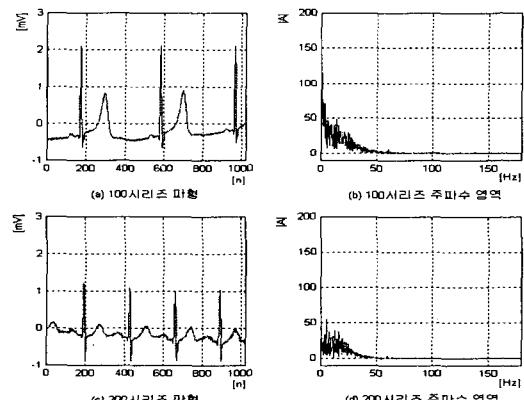


그림 4. MIT-BIH 데이터베이스

Fig. 4. MIT-BIH DataBase.

모의실험에서 제안한 압축구조에서 100 시리즈는 대부분 D8이 최적기저로 선택되었으며, 200 시리즈에서는 최적기저로 D4 및 D8이 선택되었다.

PRD 12.5[%]에서는 표 1과 같이 다중웨이브렛기저함수(MWBF)는 20.15, 단일웨이브렛기저함수(SWBF)와 이산코사인 변환(DCT)은 각각 14.07과 8.55의 평균 압축율을 나타내었으며, MWBF를 적용한 압축에서 26.59의 최대 압축율을 보였다. 이 값은 SWBF와 DCT의 1.5와 2.0배 정도의 우수한 압축 성능을 보였다. PRD 10[%]와 PRD 7.5[%]에서도 거

의 2배 정도의 압축성능이 우수하였다.

표 1. 각 PRD에 대한 평균 데이터 압축율
Table 1. Average data compress rate for each PRD

MIT-BIH 데이터	PRD=12.5%		
	MWBF	SWBF	DCT
PRD=12.5%	20.15	14.07	8.55
PRD=10.0%	16.58	12.10	7.09
PRD= 7.5%	12.89	11.29	6.0
평균	16.54	12.49	7.21

그림 5는 가장 우수한 결과가 산출된 PRD 12.5[%]에서의 원신호와 각 압축구조에 대한 복원신호를 도식화한 것이다.

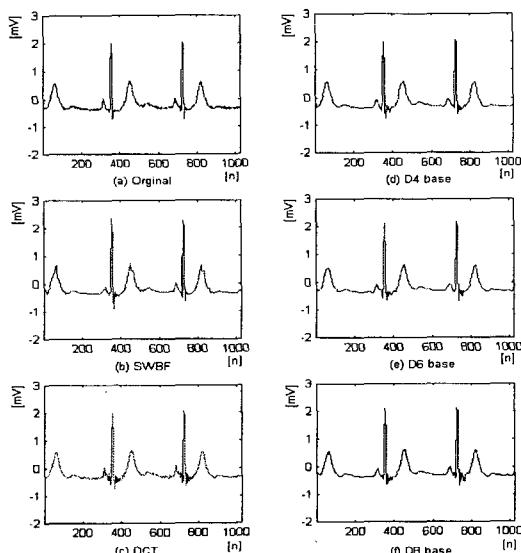


그림 5. PRD 12.5[%]에서의 복원파형
Fig 5. Reconstruction waveform at PRD 12.5%.

그림 6은 직접 압축기의 경우 전처리 과정에서 60[Hz]와 같은 전원 노이즈를 제거하기 위해서 노치 필터가 필요하나 웨이브렛을 적용한 변환 압축 기에서는 전처리 과정이 필요없이 변환 영역에서 60[Hz] 전원 노이즈가 포함된 특정 분해단계의 웨이브렛 계수를 조정하여 제거할 수 있음을 보여주고 있다.

IV. 결 론

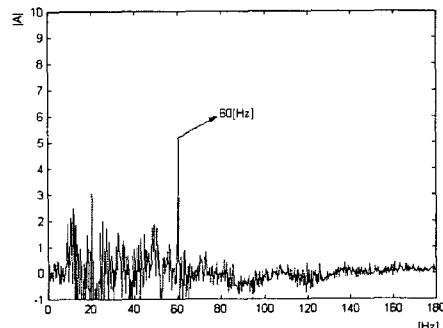


그림 6. PRD10[%]에서 원신호와 복원신호의 차이
Fig 6. Difference between origin and reconstruction signal at PRD 10%.

본 논문에서 다중 웨이브렛 기저함수를 적용한 심전도 압축구조가 SWBF보다 1.5배, DCT보다 2배 정도의 압축성능이 우수하다는 것을 확인하였다. 반면, 고정 압축율을 갖고 왜곡율의 관점에서 본다면 SWBF이나 DCT를 이용한 압축방식보다 서로 다른 심전도 특성으로 인해 다중 웨이브렛 기저함수를 사용한 변환 압축구조가 왜곡율이 다른 변환 압축구조보다 낮기 때문에 진단목적으로 사용할 때 심전도 데이터 분석에 더욱 효과적이라고 판단된다.

또한 기존 휴대용 심전도 기록기의 4[Mbyte]의 제한된 메모리 공간에서 미국 심장학회가 권고하는 0.1[Hz]~100[Hz] 대역폭에 12[bit] 분해도와 250[Hz] 샘플링 주파수를 갖고서도 64[Mbyte] 데이터 저장공간을 충족시킬 수 있다. 그리고 실험 결과, 심전도 신호에서 가장 중요하게 다루어지는 잡음 제거 특성에서도 직접 압축 방식은 잡음을 제거하기 위해서 전처리 과정이 꼭 필요하지만 웨이브렛 기저함수의 잡음 제거 특성을 갖고 있기 때문에 60[Hz]와 전원라인과 같은 일부 잡음을 효과적으로 제거할 수 있음을 보였다.

참 고 문 헌

- [1] C. S. Burrus, "Introduction to Wavelet and wave -let Transform" Prentice Hall, 1998.
- [2] Dwight F. Mix, Kraig J. Olejniczak, "Elements of Wavelets for Engineers and Scientists", Wiley-Interscience, 2003.
- [3] Raghubeer M. Rao and Ajit S. Bopardikar, "WAVELET TRANSFORMS Introduction to Theory and Applications", Addison-Wesley,

1998.

- [4] Meyer H., Rosdolsky H. G. and Huang T. S., "Optimum run length codes", IEEE Trans. Com mun., vol. 22, no. 6, pp. 826-835, 1974.
- [5] Welch T., "A technique for high performance data compression", IEEE Computer, vol. 17, no.6, pp. 8-19, 1984.
- [6] Ziv J. and Lempel A., "A universal algorithm for sequential data compression", IEEE Tran on Info, vol. 23, no. 66, pp. 337-343, 1987.
- [7] MIT-BIH Arrhythmia Database, Havard-MIT Div. Health Sci. Tech., Biomed. Eng. Ctr., Mass. Inst. Tech, Rm. 20A-113, Cambridge, MA.



윤동한(Dong-Han Yoon)

1968년 광운대학교 공학사
1980년 명지대학교 공학석사
1987년 명지대학교 공학박사
1979~현재 금오공과대학교 전자
공학부 교수
※ 관심분야 : 멀티미디어 및 신호
처리 센서공학

저자소개

김태형(Tea-Hyung Kim)



1995년 금오공과대학교 공학사
1997년 금오공과대학교 공학석사
2002년 금오공과대학교 공학박사
(수료)
※ 관심분야 : 멀티미디어 및 신호
처리, 마이크로프로세서 응용설
계, 계측제어



권창영(Chang-Young Kwon)

1997년 금오공과대학교 공학사
1999년 금오공과대학교 공학석사
2005년 금오공과대학교 박사과정
※ 관심분야 : 멀티미디어 및 신호
처리, 센서응용, 마이크로프로세
서 응용설계, PDP 및 계측제어